基于 DBN 和多传感器数据分解的核电机组振动故障检测方法

摘要：由于仅提取了核电机组振动信号的单一特征，导致核电机组振动故障检测方法的检测效果不佳。因此，设计了基于 DBN 和多传感器数据分解的核电机组振动故障检测方法。获取核电机组振动信号数据，对获取的多传感器数据进行平滑计算与融合处理，在 DBN 的作用下，提取出核电机组振动信号的多个特征，计算不同特征的敏感性指数和模糊熵，对振动信号特性进行分析，构建对应的振动故障检测模型，求解核电机组振动故障信号。实验结果表明，在该方法的实际应用中，AUC-ROC 曲线面积更接近于 1，检测效果更好。

关键词：DBN；多传感器数据分解；核电机组；机组振动故障；故障检测方法；方法设计；

中图分类号:G642 文献标识码:A

Vibration fault detection method for nuclear power units based on DBN and multi-sensor data decomposition

Abstract: Due to only extracting a single feature of the vibration signal of the nuclear power unit, the detection effect of the vibration fault detection method for nuclear power units is poor. Therefore, a vibration fault detection method for nuclear power units based on DBN and multi-sensor data decomposition was designed. Obtain vibration signal data of nuclear power units, smooth and fuse the obtained multi-sensor data, extract multiple features of the vibration signal of nuclear power units under the action of DBN, calculate the sensitivity index and fuzzy entropy of different features, analyze the characteristics of the vibration signal, construct a corresponding vibration fault detection model, and solve the vibration fault signal of nuclear power units. The experimental results show that in the practical application of this method, the AUC-ROC curve area is closer to 1, and the detection effect is better.

Keywords: DBN; Multi sensor data decomposition; Nuclear power units; Vibration fault of the unit; Fault detection methods; Method design;

0 引言

核电机组振动故障的检测和预防十分重要。然而，传统的故障检测方法主要基于单一传感器进行数据采集和分析，这种方法在面对复杂多变的振动信号时，往往会出现误判或漏检的情况。

文献[1]利用传感器实时采集医疗器械的振动信号，并对采集到的信号数据进行去噪，再从中提取出与振动故障相关的特征，在 ThinkPHP 框架的作用下，构建分类器模型，由此检测出振动信号中的故障信号，能够实时采集并处理医疗器械的振动数据，及时发现潜在的故障，但其需要实时处理大量的振动信号，检测效率较低。文献[2]对采集的振动信号进行频谱分析，从中提取出与绕组松动故障相关的特征，由此计算变压器的频响函数，对其变压器中的故障进行分析和讨论，根据提取的故障特征信息，提高了检测结果的可靠性，但其在实际应用中对传感器的灵敏度要求较高，导致其检测方法的实时性较差。文献[3]将采集的大型涡轮机械运行数据作为基础，去除其中的异常值，再对其进行滤波处理，在自动运行包络线的作用下，确定涡轮机械在正常状态下各种参数的取值范围，并实时监测涡轮机械的瞬态数据，一旦出现数据超过取值范围，则认为当前存在瞬态故障，通过自动生成运行包络线和实时监测瞬态数据，极大地减少了操作难度，但其仅适用于大型涡轮机械的检测，适用范围较窄。文献[4]实时采集风力发电机的运行数据，并对运行数据进行清洗，在自动特征学习算法的支持下，从中提取与振动故障相关的特征参数，由此构建对应的故障检测模型，通过调整模型参数，对已有的故障样本进行学习，实现对风力发电机振动故障的检测，能够准确检测出风力发电机的振动故障，提高了故障检测的准确性，但其需要大量的振动数据来进行特征提取和模型训练，对于数据量不足的情况可能无法获得理想的结果，检测结果存在不稳定性。

在以往研究的基础上，本文设计了基于 DBN 和多传感数据分解的核电机组振动故障检测方法。在多传感器数据分解的前提下，将核电机组振动信号数据进行融合，创新性地利用 DBN 对核电机组振动信号的特性进行分析，从而构建对应的振动故障检测模型，提高了核电机组振动故障检测的准确性和可靠性，有助于及时发现潜在的故障隐患。

1 核电机组振动故障检测方法设计

1.1 基于多传感器数据分解的核电机组振动信号融合

核电机组振动信号能够真实地反映核电机组的运行状态[5-7]，对其中可能出现故障问题，进行及时维护和处理。与其他数据特定不同，核电机组的振动信号具有复杂性和多变，且在采集过程中，由于使用的传感器类型不同，导致采集的振动信号也存在一定差异[8]。因此，在对核电机组振动故障进行检测时，需要先利用不同类别的传感器对核电机组振动信号进行采集，从而获取多传感器数据[9]。其获取的多传感器数据如下所示：

$$x_i = C_i + D_i \cos\left(w_i t + \beta_i\right) \quad (1)$$

在上述公式中，x_i 表示获取的核电机组振动信号多传感器数据，C_i 表示振动信号在不同传感器的直流分量，D_i 表示不同传感器采集到的振动信号交叉流量最

大值，w_i 表示核电机组在不同时间段的角频率，t 表示振动信号采集的总时长，β 表示不同传感器的相位角。为提高上述获取的多传感器数据的质量，需要对其进行平滑计算。其具体计算过程如下所示：

$$\begin{cases} B(y)=B\left[F_i\cos(w_it+\beta_i)\right] \\ E=\int_0^{2\pi}\left[\cos(w_it+\beta_i)+\frac{1}{2\pi}\right]dt \\ S(x_i)=B\left[E*B(y)*k*x_i\right] \end{cases} \quad (2)$$

在上述公式中，$B(y)$ 表示上述获取的多传感器数据的数学期望值，F_i 表示多传感器数据的波形参数，E 表示在获取上述多传感器数据的过程中的采样时间间隔，$S(x_i)$ 表示平滑计算后的振动信号多传感器数据，k 表示进行平滑处理的平滑参数。完成对振动信号多传感器数据的平滑处理，进一步提高数据的质量。在上述基础上，对上述经过平滑计算的多传感器数据进行融合处理[10]。振动信号多传感器数据融合的具体过程如下所示：

$$\begin{cases} q_i=m_i*S(x_i) \\ X=\sum q_i*x_i \end{cases} \quad (3)$$

在上述公式中，q_i 表示振动信号多传感器数据在不同传感器上的权重值，m_i 表示多传感器数据的加权值，X 表示振动信号多传感器数据融合的结果。

1.2 基于 DBN 的核电机组振动信号特性分析

DBN 全称为深度新年信念网络，是深度学习模型的一种，能够自下而上地学习特征，对输入的特征进行有效的特征表示和分了[11]。将其应用到核电机组振动信号特性分析中，能够逐层提取核电机组振动信号的特征，并将其进行转化。基于 DBN 的核电机组振动信号特性分析的具体过程如图 1 所示。

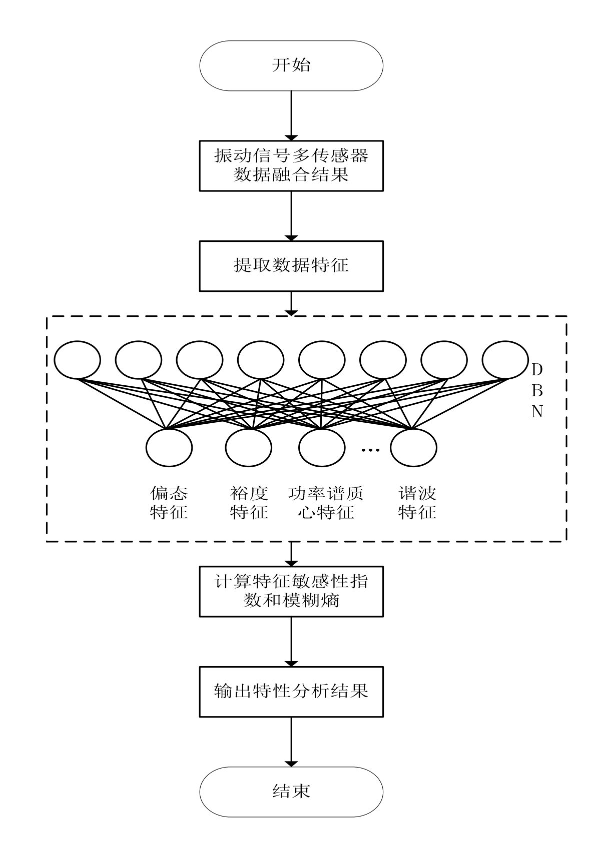


图 1 核电机组振动信号特性分析流程

如图 1 所示，将上述融合处理的振动信号多传感器数据作为基础，利用 DBN，逐层提取振动信号的特征如偏态特征、裕度特征、功率谱质心特征、谐波特征等。根据提取的结果，分别计算特征的敏感性指数和模糊熵[12]。

利用 DBN 提取的核电机组振动信号特征的具体过程如下所示：

$$\begin{cases} g_1=3\times\frac{u-c}{\sigma} \\ g_2=X_{\max}-X_{\min} \\ g_3=\int R(t)*e^{-iwt}dt \\ g_4=\frac{I_n}{I_1} \end{cases} \quad (4)$$

在上述公式中，g_1 表示振动信号的偏态特征，u 表示振动信号的平均值，c 表示中位数，σ 表示振动信号的方差，g_2 表示提取的裕度特征，$X_{\max}$ 表示提取的信号最大幅值，$X_{\min}$ 表示振动信号的最小幅值，g_3 表示振动信号的功率谱质心特征，$R(t)$ 表示振动信号的自相关函数，i 表示虚数单位，g_4 表示振动信号的谐波特

征，I_n 表示谐波电流的波动值，I_1 表示基波电流波动值。通过计算振动信号特征的敏感性指数和模糊熵，实现对振动信号的特性分析[13]。其具体计算过程如下所示：

$$\begin{cases} T_i = \dfrac{T_{\max}}{m} \sum_{i=1}^{m} g_i * B_i \\ \varphi_i = \dfrac{1}{M-m} \sum_{i=1}^{M-m} \left(\dfrac{1}{M-m-1} \sum_{i=1}^{M-m} E_i * T_i \right) \end{cases} \quad (5)$$

在上述公式中，T_i 表示计算的振动信号特征的敏感性指数，m 表示振动信号特征的数量，M 表示振动信号特征的维度，B_i 表示振动信号的特征频率值，E_i 表示振动信号的相对熵值，φ_i 表示振动信号的模糊熵值。

1.3 构建核电机组振动故障检测模型

对核电机组振动信号进行分类，根据分类结果，实现对核电机组振动故障的检测[14]。其构建的核电机组振动故障检测模型的具体计算公式如下所示：

$$H_i = \left[\frac{1}{2\sigma_k} \sum_{i=1}^{k} H(x_i)^2 \right]^2 \quad (6)$$

在上述公式中，H_i 表示构建的核电机组振动故障检测模型，σ_k 表示核电机组振动信号的序列方差，$H(x_i)$ 表示核电机组振动信号的分类函数。完成对核电机组振动信号故障检测模型的设计，将该检测模型作为基础，对其进行求解，根据求解结果，对其故障进行检测。其求解过程如图 2 所示。

```
import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.svm import SVC
data = pd.read_csv('nuclear_plant_vibration_data.csv')
features = data[['RMS', 'Peak', 'Kurtosis']]
labels = data['Fault']
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(features, labels, test_size=0.2,
random_state=42)
scaler = StandardScaler()
X_train = scaler.fit_transform(X_train)
X_test = scaler.transform(X_test)
model = SVC(kernel='linear', C=1.0)
model.fit(X_train, y_train)
y_pred = model.predict(X_test)
accuracy = np.mean(y_pred == y_test)
print("Accuracy:", accuracy)
```

图 2 核电机组振动信号故障检测模型求解的部分代码

如图 2 所示，设定阈值，判断核电机组振动信号是否存在故障，并输出相应的检测结果[15]。

2 实验测试

为提高实验结果的可靠性，将本文设计的方法与传统的方法进行对比。其中，本文设计的基于 DBN 和多传感器数据分解的核电机组振动故障检测方法为方法 1，基于郊狼算法的检测方法为方法 2，基于深度学习的检测方法为方法 3。

以某电力系统为例，以该电力系统的核电机组为实验对象，以 NVIDIA RTX2060 6G 为显卡，512GB SSD 为硬盘，在 Pycharm 为开发平台，由此构建相应的实验环境。其具体的实验环境如图 3 所示。



图 3 实验环境

如图 3 所示，获取某电力系统核电机组的振动信号，并将获取的振动汇总到高性能计算机中，利用计算机对其进行融合处理。获取的某电力系统核电机组振动信号多传感器数据如图 4 所示。

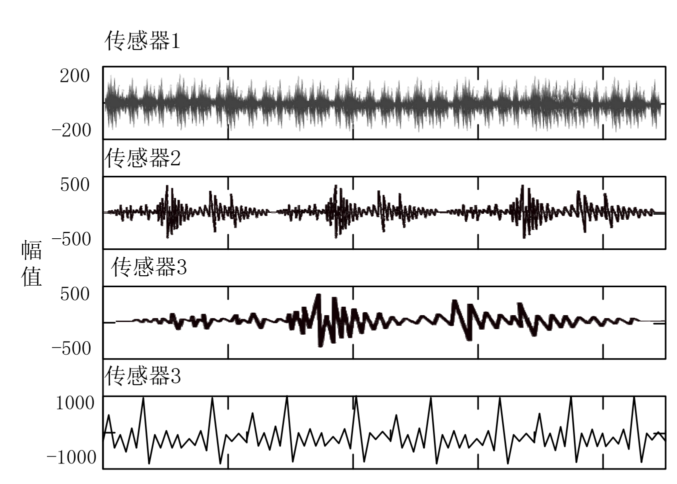


图 4 某电力系统核电机组振动信号多传感器数据

如图 4 所示，即便是相同的振动信号，其振动信号的幅值也会存在一定的差异性。

以方法的 AUC-ROC 曲线为评价指标，对比上述三种方法的性能。实验中，利用三种方法对某电力系统核电机组的振动信号进行故障检测，统计其检测结果的 AUC-ROC 曲线面积。其具体统计结果如图 5 所示。

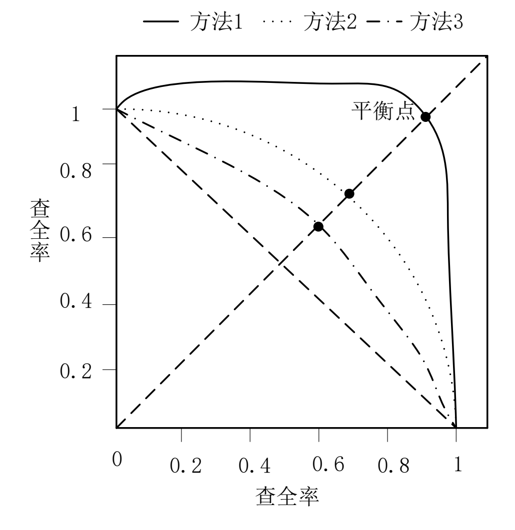


图 5 三种方法的检测结果

如图 5 所示，方法 1 的 AUC-ROC 曲线面积最大，数值更接近于 1，方法 2 和方法 3 的 AUC-ROC 曲线面积较小，数值更接近于 0.5。

为进一步验证上述三种方法的性能，以方法的漏检率为评价指标，进行实验测试。利用上述三种方法对多组核电机组振动信号进行检测，统计其检测结果的漏检率。其结果如表 1 所示。

表 1 三种方法的检测结果

实验次数	三种方法的漏检率/%		
	方法 1	方法 2	方法 3
1	0.98	10.25	25.64
2	0.78	11.36	22.69
3	0.96	12.54	23.54
4	0.85	13.25	21.59
5	0.96	13.54	23.69
6	0.93	12.56	23.54
7	0.85	14.58	21.56
8	0.88	12.69	25.98
9	0.65	13.59	26.37
10	0.62	17.54	29.12

如表 1 所示，方法 1 的漏检率较低，检测效果较为稳定，漏检率均在 1%以下。方法 2 和方法 3 的漏检率较高，且数值波动性较大。

3 结束语

基于 DBN 和多传感器数据分解的核电机组振动故障检测方法，通过深度学习框架和多传感器数据融合技术，AUC-ROC 曲线面积更接近于 1，漏检率更低，检测效果更好，有效提高了故障检测的准确性和可靠性，能够从复杂的多传感器数据中提取出与故障相关的特征，可以全面、准确地反映机组的振动状态，弥补了单一传感器数据采集的不足，并利用深度信念网络进行分类和预测，从而实现快速准确的故障检测。

参考文献

[1] 申路,孙俊峰. 基于 ThinkPHP 的医疗器械振动故障检测方法研究 [J]. 机械制造与自动化, 2022, 51 (05): 235-238.武鹏.

[2] 丁彬,吕亮,刘强,等. 基于振动频响法的变压器绕组松动故障检测方法研究 [J]. 高压电器, 2022, 58 (09): 203-209.

[3] Barszcz T , Zabaryllo M .Fault detection method based on an automated operating envelope during transient states for the large turbomachinery[J].Journal of Vibroengineering, 2021,11(45):88-96.

[4] Meyer A .Vibration Fault Diagnosis in Wind Turbines Based on Automated Feature Learning[J].Energies, 2022, 15 (44):512-526.

[5] 薛鹏,潘国兵,欧阳静,等. 基于 OS-EM-ELM 的边缘侧串联电弧故障检测方法 [J]. 高技术通讯, 2023, 33 (11): 1213-1222.

[6] 张文霞,袁健. 水下推进器电流转速信号的模糊聚类故障检测方法研究 [J]. 汕头大学学报(自然科学版), 2023, 38 (04): 33-43.

[7] 高树国,张明文,吴书煜,等. 基于振动感知的油浸式电抗器松动故障检测方法 [J]. 振动与冲击, 2022, 41 (11): 42-49.

[8] 陈欣凯,鲍光海. 基于改进奇异值分解去噪算法的光伏系统串联电弧故障检测方法 [J]. 电器与能效管理技术, 2023, (10): 61-69+75.

[9] 徐刚,麦卫华,肖胤,等. 数字孪生模型下油浸式变压器内部故障检测方法 [J]. 自动化与仪表, 2023, 38 (10): 67-71.

[10] 王玮,徐丙垠,邹国锋,等. 基于电压特征能量的低压交流串联电弧故障检测方法 [J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51 (19): 81-93.

[11] 张雨若,张东东. 基于 SVD 的直流串联电弧故障检测方法 [J]. 科技创新与应用, 2023, 13 (25): 131-134+138.

[12] 张成,刘鹏,孙立文,等. 基于核慢特征分析的工业过程微小故障检测方法研究 [J]. 通化师范学院学报, 2023, 44 (08): 68-74.

[13] 海涛,上官雅婷,陆剑锋,等. 一种基于光电隔离和频率检测的光伏板故障检测方法 [J]. 智慧电力, 2023, 51 (08): 75-81+88.

[14] 田阳,郭媛媛,李亚美,等. 基于声学特征信号识别的高速机械开关故障检测方法研究 [J]. 高压电器, 2023, 59 (08): 186-195.

[15] 刘丰,曾祥君,谢李为,等. 基于相电压差值极性的配电网单相接地故障检测方法 [J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51 (15): 155-165.